

Weekly Report

July 2, 2017

1 Work

本周我阅读了LargeVis的代码，对于最后如何迭代优化目标函数有了更加清晰的认识。同时这周还“对于利用word2vec对投影进行加速”的想法进行的验证，我们发现word2vec显示出来的迭代初值不够明显，另外我们发现LargeVis在迭代的早期（10%）对于MNIST数据集的结果就有了明显的聚类效果,在迭代60%左右10的类别形成了10个聚类，后期不断在优化零散点的位置。

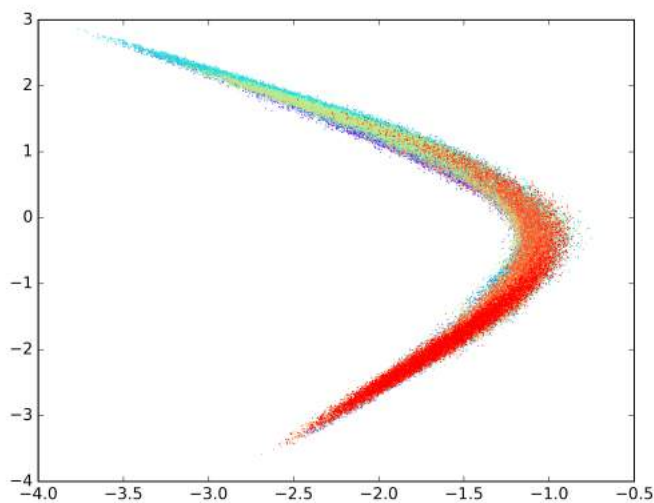


Figure 1: word2vec将knn graph降维到2维

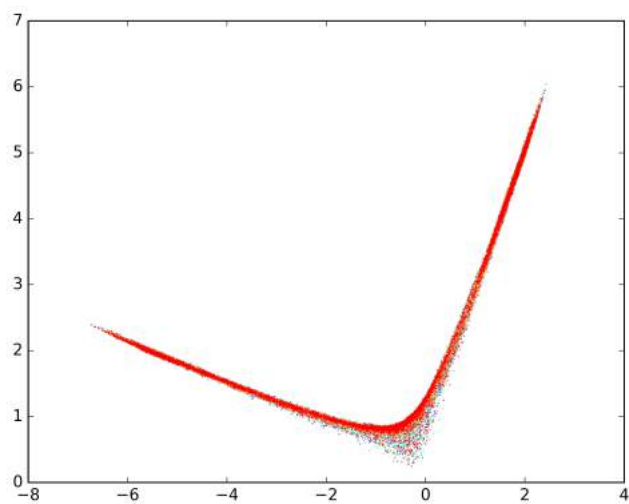


Figure 2: node2vec将knn graph降维到2维

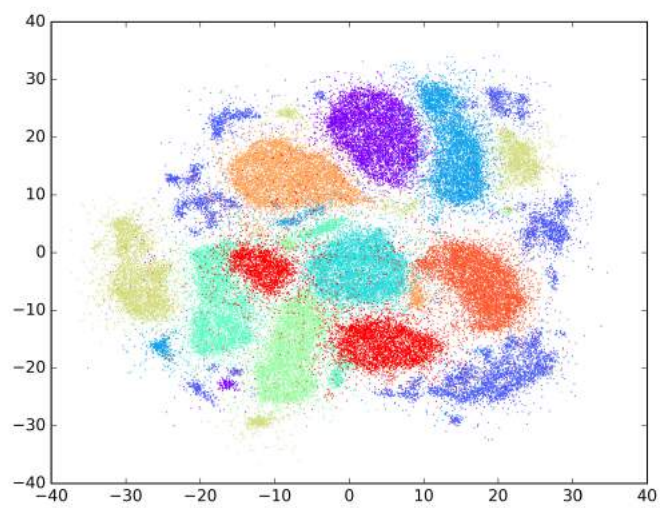


Figure 3: LargeVis迭代10%

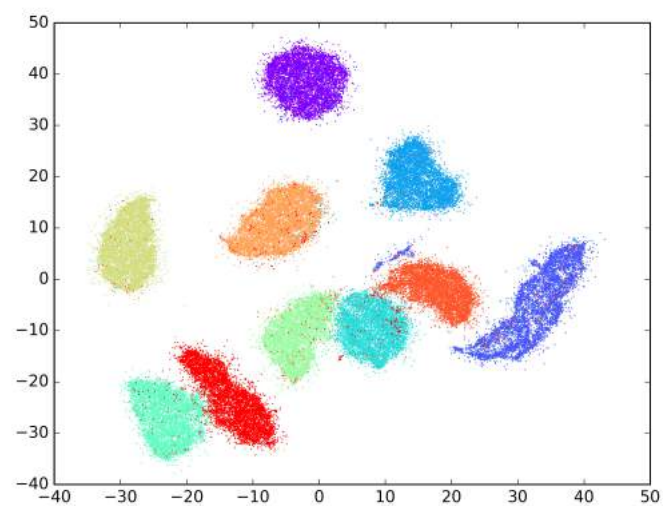


Figure 4: LargeVis迭代60%

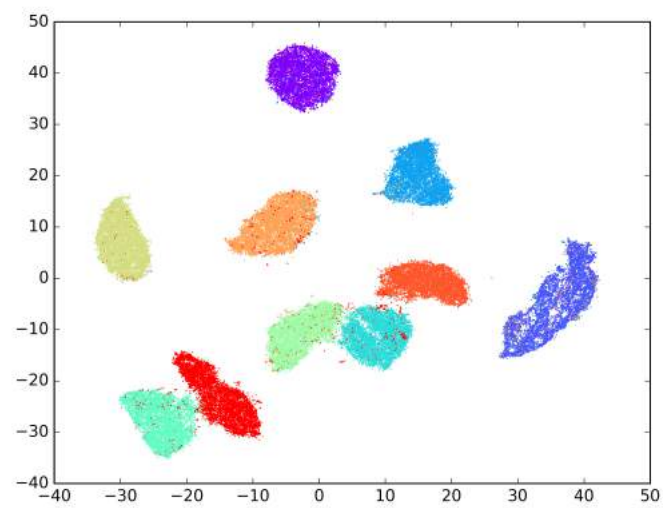


Figure 5: LargeVis迭代90%

2 Paper Reading

2.1 The Deep Journey from Content to Collaborative Filtering

本文主要是提出了基于对单词的向量化表示进行推荐（如电影）的方法。除了对应的上下文文本，文章还编码了更多的信息，如类型、演员、导演、语言，构成一个多源混合模型。结果显示，此模型的效果比item2vec更能抓取出合适的表达，在聚类上面更加明显（图7(b)）。

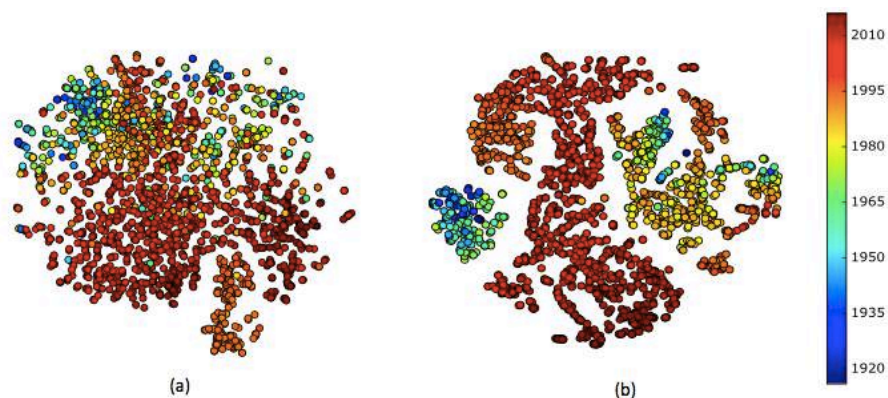


Figure 6:

2.2 POI2Vec: Geographical Latent Representation for Predicting Future Visitors

本文利用了word2vec的技术对人和POI进行低维空间嵌入，转换成向量。然后文章根据 $V(u) * V(l) + V(l) * V(l^c)$ 根据用户上一个去的POI和用户本身的习惯，预测某个POI的潜在用户，其中 $V()$ 表示向量， u 是用户， l 是POI地点， l^c 是上一个POI地点。

2.3 Hierarchical Stochastic Neighbor Embedding (Eurovis2016)

作者对于SNE降维算法提出了一个层次式的预览方法，首先利用随机游走在knn graph中计算节点之间的相似性，利用相似性对所有数据进行层次划分，然后在观察所有数据的时候先可视化一些关键的锚点，根据用户的交互再进一步降维计算，形成层次式观察数据的过程（8）。

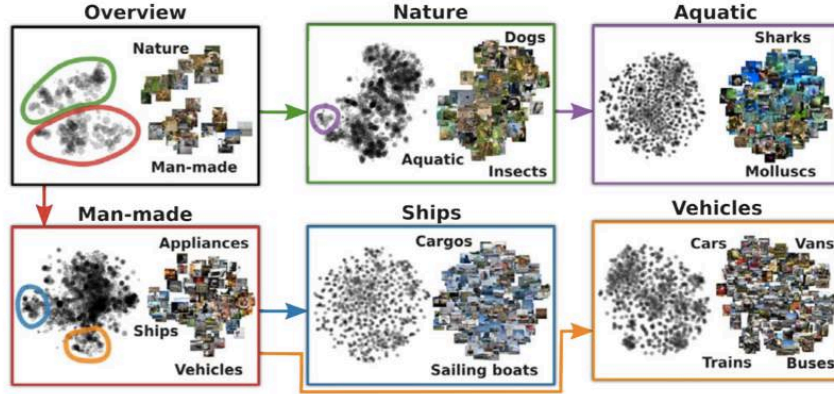


Figure 7:

2.4 Approximated and User Steerable tSNE for Progressive Visual Analytics (TVCG2017)

和上一篇文章相同的作者。tsne的迭代过程需要计算一个knn graph用于描述局部的连接性，然而knn graph的计算比较耗时，作者使用了算法用于计算近似knn graph（类似于蔡登老师的EFANNA）。作者的实验结果表明，即便knn graph的准确率比较低的情况下，投影的结果还是能把MNIST数据集的各个类都分开，并且由于knn graph的低准确率不需要消耗太多时间进行计算，我们直接进行投影，加速了我们看到结果的时间。另一方面，作者提出的atsne可以一边优化knn一边提高投影的结果，而不必每次优化knn都重新投影一遍。

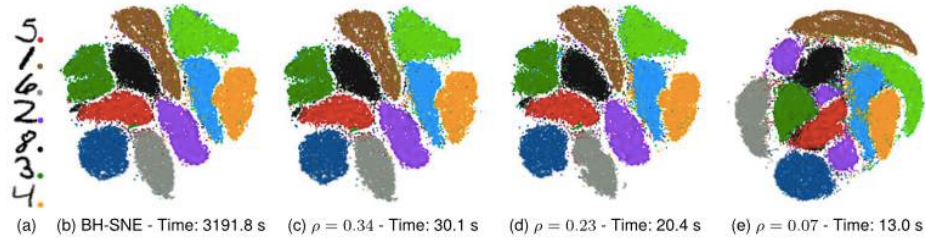


Figure 8: